

基于 EM-PCNN 的果园苹果异源图像配准方法

周煜博, 刘立群*

(甘肃农业大学信息科学技术学院, 兰州 730070)

摘要: 针对果园环境下双目采集系统采集的飞行时间 (Time of Flight, ToF) 与可见光异源图像间匹配精度差的问题, 该研究提出一种基于局部峰值的目标显著区域提取策略及最大期望算法的脉冲耦合神经网络分割的 ToF 与可见光果园苹果图像配准方法。首先, 利用高斯差函数计算可见光图像中显著性区域, 对可见光图像的红绿分量进行预处理; 然后, 以图像局部灰度值的二维正态分布作为目标分量, 使用 Otsu 提取具有固定阈值的前景作为局部峰值提取策略, 对 ToF 与可见光图像初步筛选特征区域, 利用最大期望算法改进脉冲耦合神经网络 (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) 动态阈值, 使用局部图像梯度计算链接强度计算链接强度, 利用图像区域方差改进终止条件, 提出一种基于最大期望的脉冲耦合神经网络 (Pulse Coupled Neural Network based on Expectation Maximization, EM-PCNN) 算法对预选区域进行精细化分割; 接着计算连通区域不变矩, 利用不变矩特征原理寻找目标中心同名点, 进一步筛选特征区域; 最后, 同名点进行随机抽样一致算法 (Random Sample Consensus, RANSAC) 提纯, 将提纯后的同名点坐标代入变换模型计算模型参数, 完成配准。在不同光照条件下均方根误差达 3.05~4.75, 配准点达 3~5。EM-PCNN 算法对两组 ToF 置信图像分割的准确率分别为 96.62%和 73.84%。试验结果表明该方法对双目采集系统采集的 ToF 与可见光异源果园苹果图像可实现较好配准效果, 且对图像平移、旋转、缩放均具有可抗性。研究结果对 ToF 与可见光异源图像在果园环境下自动配准提供了技术参考。

关键词: 图像处理; 试验; 果园环境; 配准; 区域特征; PCNN

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.05.021

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2022)-05-0175-09

周煜博, 刘立群. 基于 EM-PCNN 的果园苹果异源图像配准方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(5): 175-183.

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.05.021 <http://www.tcsae.org>

Zhou Yubo, Liu Liqun. Heterologous sources images in the apple orchard registration method using EM-PCNN[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(5): 175-183. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2022.05.021 <http://www.tcsae.org>

0 引言

在果园作业中, 农业采摘机器人实施自动化采摘成功的关键是其视觉系统对果实的准确识别。采摘机器人的视觉研究中最具潜力的是飞行时间 (Time of Flight, ToF) 图像与彩色图像进行异源图像信息融合的技术, 其采集的图像具备多种不同属性, 如光照不变性、空间层次性、近红外感知性、辨析数据的可靠性。图像配准是异源图像中一项关键的预处理技术。通过配准将两种图像数据变换至同一坐标系下, 结合空间信息和语义信息以充分发挥 ToF 图像和可见光图像的优势, 弥补单一数据源的局限性。

目前图像配准方法分为基于点特征、基于区域特征和基于深度学习的配准方法。其中, 尺度不变特征变换 (Scale-Invariant Feature Transform, SIFT) 算法^[1]和加速鲁棒特征 (Speeded Up Robust Features, SURF) ^[2]算法是

目前两种典型的基于点特征的配准算法, 对空间、幅度变化具有一定的鲁棒性。但 SIFT 算子对同源图像间的配准表现稳定, 而在异源中表现不太理想^[3]。因此学者们对点特征配准算法进行了研究和改进。Paul 等^[4]提出了一种改进的各向异性尺度空间 SIFT 算法, 解决了运算中细节丢失的情况。冯娟等^[5]使用 SURF 算法提取待配准 ToF 图像的尺度不变特征, 欧式距离作为判断特征相似性的测度完成匹配。周薇等^[6]使用 Harris 提取 ToF 和可见光图像中角点作为特征点, 利用互相关系数提取的图像间信息和邻域的支持强度实现特征点匹配。Zeng 等^[7]利用形态学梯度法提取图像的粗糙边缘, 将其视觉特征对齐为单一相似类型; 其次, 利用 C_SIFT 算子对其边缘进行特征点检测和提取, 完成可见光和红外图像的配准, 且配准精度较好。但在果园作业的复杂环境中, 可见光图像与 ToF 图像间成像机理完全不同, 成像角度有一定偏移, 图像上同名点灰度值一般不具备线性变换关系, 使得依赖于图像点特征信息的配准方法失效。

在基于深度学习的配准方面, Zhang 等^[8]提出了使用 VGG (Visual Geometry Group) 搭建孪生卷积神经网络进行像素级深度密集特征提取, 取得了良好的配准效果。Hughes 等^[9]提出了三步框架网络, 由粗匹配、精准匹配和误匹配 3 个子网络组成。其中粗匹配和精准匹配采用

收稿日期: 2021-10-18 修订日期: 2022-02-15

基金项目: 甘肃省科技计划资助 (No. 20JR5RA032); 甘肃农业大学青年导师基金资助项目 (No. GAU-QDFC-2020-08); 甘肃省高等学校创新基金项目 (No. 2019B-086)。

作者简介: 周煜博, 研究方向为图像配准。Email: 137295469@qq.com

*通信作者: 刘立群, 副教授, 研究方向为农业工程, 深度学习。Email: llqhjy@126.com

伪孪生网络结构, 对手动配准的数据集进行训练, 实现端到端的异源大幅图像配准。魏泓安等^[10]对异源配准网络的适用性进行了分析, 结果表明异源图像间几何特征上的差异性导致网络参数增多, 会比同源图像消耗更多计算量, 训练和预测效率难以提升。同时, 基于深度学习的配准需要大量的已配准图像, 其中一组异源图像就需要通过上百个手动选择的连接点来对齐图像, 耗费大量人力物力。

在基于区域特征的配准方面, Schwind 等^[11]提出了基于目标轮廓特征的形状上下文描述算子, 利用形状相似性对两幅图像进行匹配。区域特征是通过图像分割算法把图像中具有高对比度闭合区域分割出来, 如图像中的水域、湖泊、田地、森林、建筑等。Nguyen 等^[12]分别在光学影像和点云数据中提取建筑面, 然后使用图形转换匹配 (Graph Transformation Matching, GTM) 进行建筑面的匹配, 该方法可以确定各建筑面中心相对位置, 进而进行配准。脉冲耦合神经网络 (Pulse Coupled Neural Network, PCNN) 因其在复杂环境下对近红外目标的分割效果显著而独树一帜, 用于分割区域面特征获取果实中心点。贺付亮等^[13-14]提出基于点火图灰度的 PCNN 自适应终止条件, 在红外目标分割上能实现自适应终止。Wang 等^[15-16]引入了灰狼优化算法和图像自适应机制, 能根据图像特征自适应 PCNN 参数。许晓路等^[17]提出了分层阈值的 PCNN 简化模型, 在红外目标分割上取得了很好的成果, 但是仅适用于目标与背景明确。PCNN 在果园复杂环境下被灰度相近树叶或树枝遮挡的果实分割仍存在过 (欠) 分割, 重叠果实不能分离的情况。鉴于 PCNN 对近红外目标的分割优缺点, 本研究结合最大期望 (Expectation Maximization, EM) 算法对 PCNN 进行改进, 用于果园图像区域特征的分割。

为提高 ToF 与可见光双目采集系统对图像配准的精度和鲁棒性, 本研究从分析果园复杂环境中果实特点出发, 基于果实在可见光与 ToF 图像中呈现结构相对稳定、几何特征易提取的特点, 提出一种基于局部峰值的目标显著区域提取策略及最大期望算法的脉冲耦合神经网络分割的 ToF 与可见光果园苹果图像配准方法, 以果实为区域特征对图像进行精准配准, 为果园复杂环境的异源图像配准提供了思路。

1 材料与方法

1.1 双目采集系统建立和图像获取

试验使用 ToF 相机与可见光相机, 建立果园环境双目采集系统。采用德国 Basler 公司 ToF 相机^[18], 自带光源发射波长为 850 nm、误差±30 nm, 视场 (H×V) 为 57°×43°。ToF 图像分为强度图、深度图、置信图和 3D 点云图^[19-20]。本文使用置信图作为试验图像。可见光相机采用佳能公司彩色数码相机, 传感器类型为 CCD, 有效像素 141 万。将 ToF 相机与可见光相机平行固定于相机支架上构成双目采集系统。

为与苹果采摘机器人实际作业情况保持一致, 本研

究以果园环境中自然生长的苹果作为试验对象, 使用双目采集系统进行多角度拍摄, 拍摄距离 0.5~1.5 m, 图像分辨率采用 640×480 像素。试验采集地点: 甘肃省天水市果树研究所果园。采集图像分 4 个时间段, 包括 10:00、12:00、15:00、18:00, 分别在晴天顺光、晴天逆光、遮阴弱光 3 种光照条件下采集, 并且每组 ToF 和可见光图像间均存在平移、空间旋转、缩放等情况, 采集图像数量共 4 000 幅 ToF 与可见光图像试验数据。采集图像均包含苹果、枝干、树叶和复杂果园环境。

1.2 可见光图像预处理

为了抵消可见光图像在不同光照条件下造成的成像差异, 以苹果果实为主体, 提取可见光图像的颜色特征。可见光图像预处理操作步骤如下: 对图像使用不同尺度的高斯差函数进行颜色特征滤波, 形成特征图。将这些特征图融合为一幅显著图, 显著图中的显著值反映各个位置视觉显著性, 显著值大的位置成为注意焦点。

对红绿分量进行重新定义^[21]:

$$RG(c,s) = |R(c) - G(c)| \ominus |G(s) - R(s)| \quad (1)$$

式中 \ominus 为用定义为中央的特征子图减去定义为周边的特征子图, R 、 G 分别为重新定义后的红、绿色分量。其中, $c \in \{2, 3, 4\}$, 而 $s = c + \delta$, $\delta \in \{3, 4\}$ 。生成可见光显著图用以配准。

1.3 基于局部峰值的目标显著区域提取策略

1.3.1 目标的局部峰值特性判据

空间域上, 选取 ToF 相机采集的置信图像与预处理后的可见光图像作为提取对象。ToF 置信图和预处理后的可见光图像中果实目标在局部通常表现为整体灰度显著, 其整体灰度在局部呈现为峰值, 但在全局不一定为最大, 所以在空间域上, 利用此特性, 可以找到一种判据以区分目标和复杂背景。

含有果实目标的 ToF 置信及可见光果园图像可以表示为

$$F(x,y) = f_i(x,y) + b_c(x,y) + b(x,y) \quad (2)$$

式中 $F(x,y)$ 为图像在 (x,y) 处灰度值, $f_i(x,y)$ 为目标分量, $b(x,y)$ 为背景分量, $b_c(x,y)$ 为复杂背景分量。对于果实目标, 它在局部的灰度值应该呈峰状特性, 近似为二维正态分布, 即目标分量 $f_i(x,y)$ 可以近似描述为

$$f_i(x,y) = \begin{cases} I(x,y) \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{(x-x_{oi})^2}{\delta_{1i}^2} + \frac{(y-y_{oi})^2}{\delta_{2i}^2}\right]\right\}, (x,y) \in \varphi_i \\ 0, (x,y) \notin \varphi_i \end{cases} \quad (3)$$

式中 φ_i 为第 i 个目标区域, x_{oi} 和 y_{oi} 为第 i 个目标区域的中心点坐标, δ_{1i}^2 和 δ_{2i}^2 分别为 x 维、 y 维的方差, $I(x,y)$ 为第 i 个目标在 (x,y) 处的强度。对于果实目标, 取果实区域中随机一点 $(\Delta x, \Delta y)$, 其任意 $\Delta x^2 + \Delta y^2 = \omega^2$, 满足 $(x_{oi} + \Delta x, y_{oi} + \Delta y) \notin \varphi$ 。式中 ω 为果实区域半径值, 结合式 (2) 有

$$F(x_{oi}, y_{oi}) - F(x_{oi} + \Delta x, y_{oi} + \Delta y) = f_t(x_{oi}, y_{oi}) + [b(x, y) - b(x_{oi} + \Delta x, y_{oi} + \Delta y)] + [b_c(x, y) - b_c(x_{oi} + \Delta x, y_{oi} + \Delta y)] \quad (4)$$

$$\text{其中 } \Delta x^2 + \Delta y^2 = \omega^2$$

图像前景具有一定的强度，背景强度远小于目标强度，为了加快运算速度，设置 T 为一固定阈值，即 $I(x, y) > T$ 。因此式 (2) 中 $b(x, y)$ 项可忽略。即

$$F(x_{oi}, y_{oi}) - F(x_{oi} + \Delta x, y_{oi} + \Delta y) = f_t(x_{oi}, y_{oi}) + [b_c(x, y) - b_c(x_{oi} + \Delta x, y_{oi} + \Delta y)] \quad (5)$$

基于 ToF 相机的成像原理，在同一深度区域内果实目标的强度略大于树枝、树叶等复杂背景，预处理后的可见光图像也满足这一特性。因此，可使用 Otsu 阈值分割法，即可将目标与复杂背景区分开，即

$$\text{Otsu}\{f_t(x_{oi}, y_{oi}) + [b_c(x, y) - b_c(x_{oi} + \Delta x, y_{oi} + \Delta y)]\} = f_t(x_{oi}, y_{oi}) \quad (6)$$

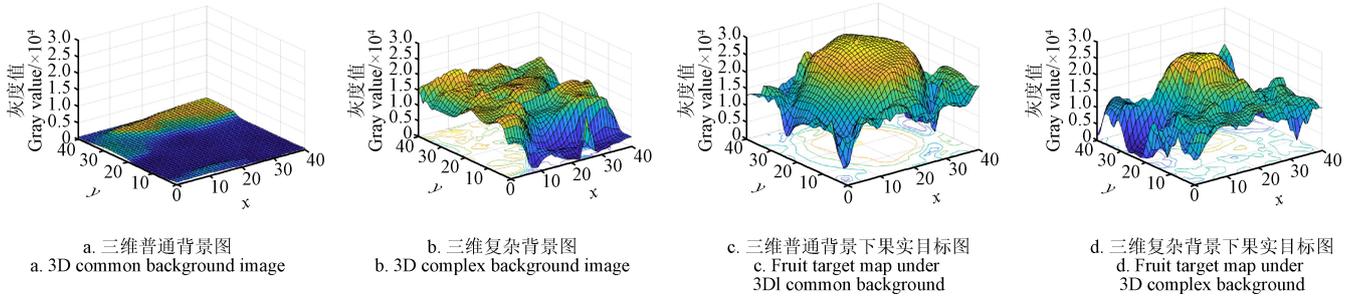
运算中判断峰值时，可近似使用棋盘距离代替欧式

距离，其 $\max(|\Delta x|, |\Delta y|) = \omega$ ， U 为拟合二维正态分布强度的固定阈值。基于以上理论，提出一种基于局部峰值的目标显著区域提取策略 (Target salient region extraction strategy based on local peak, TSE-LP)。其峰值特性判别式为

$$\text{Otsu}[F(x_{oi}, y_{oi}) - F(x_{oi} + \Delta x, y_{oi} + \Delta y)] - I(x, y) \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{(x-x_{oi})^2}{\delta_{1i}^2} + \frac{(y-y_{oi})^2}{\delta_{2i}^2}\right]\right\} \leq U \quad (7)$$

$$\max(|\Delta x|, |\Delta y|) = \omega$$

以 ToF 置信图像为例，取果实半径 ω 为 15，提取 31×31 的不同背景下局部图像。图 1 是不同背景下局部图像对应的三维灰度图。由图 1 可知，取 $\omega=15$ 时，只有图 1c、1d 的三维灰度图中有峰值呈正态分布，所以 1c、1d 满足式 (7)。因此本文以式 (7) 作为果实目标判据，即可将果实目标与普通背景和复杂背景区分开，得到初步的目标位置。



注：x 轴、y 轴表示原图像横、纵坐标值，像素。

Note: The x axis and y axis represent the horizontal and vertical coordinate value of the original image, pixel.

图 1 局部峰值图像及其三维图像

Fig.1 Local peak image and its three-dimensional image

1.3.2 特征显著区域选取步骤

首先将图像分成小块，并根据图像灰度值预选局部极大值，具体步骤如下：记图像大小为 m 行 n 列。

1) 数据结构初始化：把图像分为 $\omega \times \omega$ 大小的小块。

设子块为 x_{block} 行， y_{block} 列，则 $x_{\text{block}} = \left\lfloor \frac{m}{\omega} \right\rfloor - 2$ ，

$y_{\text{block}} = \left\lfloor \frac{n}{\omega} \right\rfloor - 2$ 。初始 x_{block} 行， y_{block} 列的子块数组，对于每个元素包含：子块内最大值 I_{max} ，子块内最大值的 x 坐标 x_{max} ， y 坐标 y_{max} ，局部极大值记为 S_n ，将所有元素的 S_n 初始化为 1。

2) 求出每个子块中的 I_{max} ， x_{max} ， y_{max} ，完成对局部极大值的初步筛选。

3) 从原点开始遍历所有子块，做如下操作：记当前子块的数据为 $I_{\text{max}1}$ ， $x_{\text{max}1}$ ， $y_{\text{max}1}$ ， S_{n1} 。被比较的子块的元素为 $I_{\text{max}2}$ ， $x_{\text{max}2}$ ， $y_{\text{max}2}$ ， S_{n2} ，如果 $|x_{\text{max}1} - x_{\text{max}2}| < \frac{\omega}{2}$ 且

$|y_{\text{max}1} - y_{\text{max}2}| < \frac{\omega}{2}$ ，就应比较 $I_{\text{max}1}$ 和 $I_{\text{max}2}$ ，如果 $I_{\text{max}1} > I_{\text{max}2}$ ，则把 S_{n2} 置为 0，否则把 S_{n1} 置为 0。

4) 完成局部极大值预选后，根据式 (7) 判断是否为果实目标。

1.4 基于最大期望算法脉冲耦合神经网络的显著目标提取

PCNN^[22-23]以相似性集群和捕获特性为原理将相似的模式特征归为一类，不相似的特征归入其他类别，这与聚类分析的基本思想完全一致，可以很好的把它应用于数据聚类中。但其无法分割灰度相近的目标与背景。PCNN 以灰度相似捕获过于单调，当目标与背景灰度相差不大，对分割会造成影响。

最大期望算法^[24](Expectation Maximization algorithm, EM) 利用最大似然值来判断元素的分类，这与 PCNN 十分契合。根据当前点火图重新计算最大似然估计值，同时点火过程完成灰度相似性集群，提供了更加灵活的聚类结果。基于此，提出一种最大期望算法的脉冲耦合神经网络改进模型 (improved Pulse Coupled Neural Network model based on Expectation Maximization algorithm, EM-PCNN)。

1.4.1 传统 PCNN 模型及图像分割原理

传统 PCNN 模型结构可用式 (8) ~ (12) 所示数学方程描述。

$$F_{ij}(n) = \exp(-\alpha_F)F_{ij}(n-1) + V_F \sum_{kl} M_{ij,kl} Y_{kl}(n-1) + I_{ij} \quad (8)$$

$$L_{ij}(n) = \exp(-\alpha_L)L_{ij}(n-1) + V_L \sum_{kl} W_{ij,kl} Y_{kl}(n-1) + I_{ij} \quad (9)$$

$$U_{ij}(n) = F_{ij}(n)(1 + \beta L_{ij}(n)) \quad (10)$$

$$Y_{ij}(n) = \begin{cases} 1, & U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n) \\ 0, & U_{ij}(n) \leq \theta_{ij}(n) \end{cases} \quad (11)$$

$$\theta_{ij}(n) = \exp(-\alpha_\theta)\theta_{ij}(n-1) + V_\theta Y_{ij}(n) \quad (12)$$

该模型用于图像分割时, 神经元与图像中每一个像素点相对应。模型的输入域主要由反馈输入域 $F_{ij}(n)$ 和链接输入域 $L_{ij}(n)$ 两个功能单元组成, 分别为 (8)、(9) 式。其中, I_{ij} 是经元外部刺激, 由输入图像的灰度值表示; 通过链接系数 $M_{ij,kl}$ 和 $W_{ij,kl}$ 与周围相邻神经元 (k,l) 的上一次脉冲输出 $Y_{kl}(n-1)$ 耦合, V_F 、 V_L 分别为其相应的放大系数。 α_F 、 α_L 分别决定了反馈输入域和链接输入域的衰减系数; 式 (10) 表示了调制场 $U_{ij}(n)$, 通过链接强度 β 将输入域结合; 式 (11) 表示了 PCNN 每一次点火的过程, 将 $U_{ij}(n)$ 与上一次迭代的动态阈值 $\theta_{ij}(n)$ 进行比较。当满足 $U_{ij}(n) > \theta_{ij}(n)$ 时, 就会达成点火条件输出 $Y_{ij}(n)=1$ 。式 (12) 表示动态阈值的形成过程, α_θ 和 V_θ 分别为动态阈值的衰减系数和放大系数。

传统 PCNN 模型参数多、结构复杂。因此需要对传统模型进行结构调整和参数优化, 增强相同类型脉冲连接, 降低参数整合难度, 提高图像分割性能。

1.4.2 脉冲发生域的动态阈值放大系数改进

在脉冲发生域, 动态阈值是控制 PCNN 迭代输出的关键参数。在 ToF 图像中果实目标常常表现为灰度值较高且呈正态分布区域, 所以设计动态阈值时希望通过聚类的方式, 让动态阈值放大系数有指向的自适应参数, 在不断迭代中令目标区域最终稳定点火输出。因此选取最大期望算法改进动态阈值放大系数 V_θ 。

定义已激活神经元集合 X , 由于 PCNN 具有的是灰度集聚性点亮机制, 同灰度属性的优先点亮, 所以在激活神经元集合 X 中会包含灰度接近的 $f_i(x,y)$ 目标区域和 $b_k(x,y)$ 复杂背景区域。集合 X 在不断点火过程中, 直到停止迭代, 目标区域比例是远远大于复杂背景区域。目标区域存在光滑弧度, 即数据满足二维高斯正态分布 $N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho)$, 将集合 X 分为 X_1 、 X_2 二维, μ 、 Σ 同理, 则

$$X = \begin{pmatrix} X_1 \\ X_2 \end{pmatrix}, \mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, \Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_1\sigma_2\rho \\ \sigma_1\sigma_2\rho & \sigma_2^2 \end{pmatrix} \quad (13)$$

式中 X_1 、 X_2 为集合 X 的两个维度数据, μ 、 Σ 分别为 X_1 和 X_2 的均值和协差阵, ρ 为相关系数, σ_1^2 和 σ_2^2 分别为 X 两维的方差。

取似然函数为样本联合概率密度, 记为

$$\begin{aligned} L(\mu, \Sigma) &= f(x_1, x_2, \dots, x_N) = \prod_{i=1}^N f(x_i) \\ &= \prod_{i=1}^N (2\pi)^{-\frac{d}{2}} |\Sigma|^{-\frac{1}{2}} \exp[-\frac{1}{2}(x_i - \mu)' \Sigma^{-1}(x_i - \mu)] \end{aligned}$$

其中 (x_1, x_2, \dots, x_N) 为 X 的 N 个样本。

极大似然值分别为

$$\begin{cases} \hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \bar{x} \\ \hat{\Sigma} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})' \end{cases} \quad (14)$$

灰度一致性的前提下, 改进的动态阈值放大系数定义为

$$V_\theta(i, j) = \begin{cases} \frac{\|f(\mu_1, \mu_2) \cdot L(\hat{\mu}, \hat{\Sigma}) - f(i, j)\| + f(\mu_1, \mu_2) \cdot [1 - L(\hat{\mu}, \hat{\Sigma})]}{f(\mu_1, \mu_2) \cdot [1 - L(\hat{\mu}, \hat{\Sigma})]}, \\ \quad \|f(\mu_1, \mu_2) \cdot L(\hat{\mu}, \hat{\Sigma}) - f(i, j)\| < f(\mu_1, \mu_2) \\ 10, \quad \|f(\mu_1, \mu_2) \cdot L(\hat{\mu}, \hat{\Sigma}) - f(i, j)\| \geq f(\mu_1, \mu_2) \end{cases} \quad (15)$$

PCNN 实现的图像分割是一个迭代输出的过程, 动态阈值是控制这个迭代输出过程的关键参数。在 ToF 和可见光图像中果实常常表现为灰度值相对值较高的区域且灰度分布满足二维正态分布。

1.4.3 链接域的链接强度改进

链接强度调节周围神经元对中心点神经元的影响程度。在本文中希望保存更多边缘信息, 所以使用图像区域梯度对链接强度进行调整。当图像梯度的幅值越大, 中心像素点的灰度变化越快, 离散程度越大。所以一个较大的捕捉能力才能使得相似神经元同步点火。同样, 图像梯度的幅值越小, 一个较小的捕捉能力就能同步点火。基于以上分析, 链接强度 β 与图像梯度的幅值成正比。

$$\beta = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\frac{(\frac{\delta f}{\delta x})^2 + (\frac{\delta f}{\delta y})^2}{2}} \quad (16)$$

式中图像大小为 $M \times N$ 个像素; f 为原图像的灰度图。

1.4.4 模型迭代终止条件

针对传统 PCNN 模型不能自适应终止, 以及出现过(欠)分割的现象。文献[16]使用信息熵最大作为终止条件, 但熵最大时往往出现过分割现象, 将部分同灰度复杂背景分割。所以引入评价图像区域一致性的方差 σ_k^2 [25] 作为模型迭代终止条件。

$$\sigma_k^2 = \frac{1}{N_k} \sum_{i \in R_k} (f_i - \bar{f}_k)^2 \quad (17)$$

式中 R_k 为需要计算的整体区域, f_i 为第 i 点的灰度值, \bar{f}_k 、 N_k 分别为 R_k 区域的平均灰度值和总像素点数。

评价一致性的指标定义为

$$U_l = 1 - \left(\sum_{R_k \in l} \frac{w_k \sigma_k^2}{E} \right) \quad (18)$$

式中 w_k 为权重, E 为归一化因数:

$$E = \left(\sum_{R_k \in l} w_k \right) \cdot \frac{(f_{\max} - f_{\min})^2}{2} \quad (19)$$

式中 f_{\max} 、 f_{\min} 分别为灰度最大值和最小值。

当使用 R_k 的像素总数代替权重, 即 $R_k = w_k$ 时, 有:

$$U_l = 1 - \sum_{R_k \in I} \frac{\sum (f_i - \bar{f}_k)^2}{(f_{\max} - f_{\min})^2} \quad (20)$$

对于一个分割结果图像， U_l 越大，区域内一致性越好。

同时，取式 (14) 中的极大似然值 $\hat{\mu}$ 作为判断条件，预测中心灰度值为

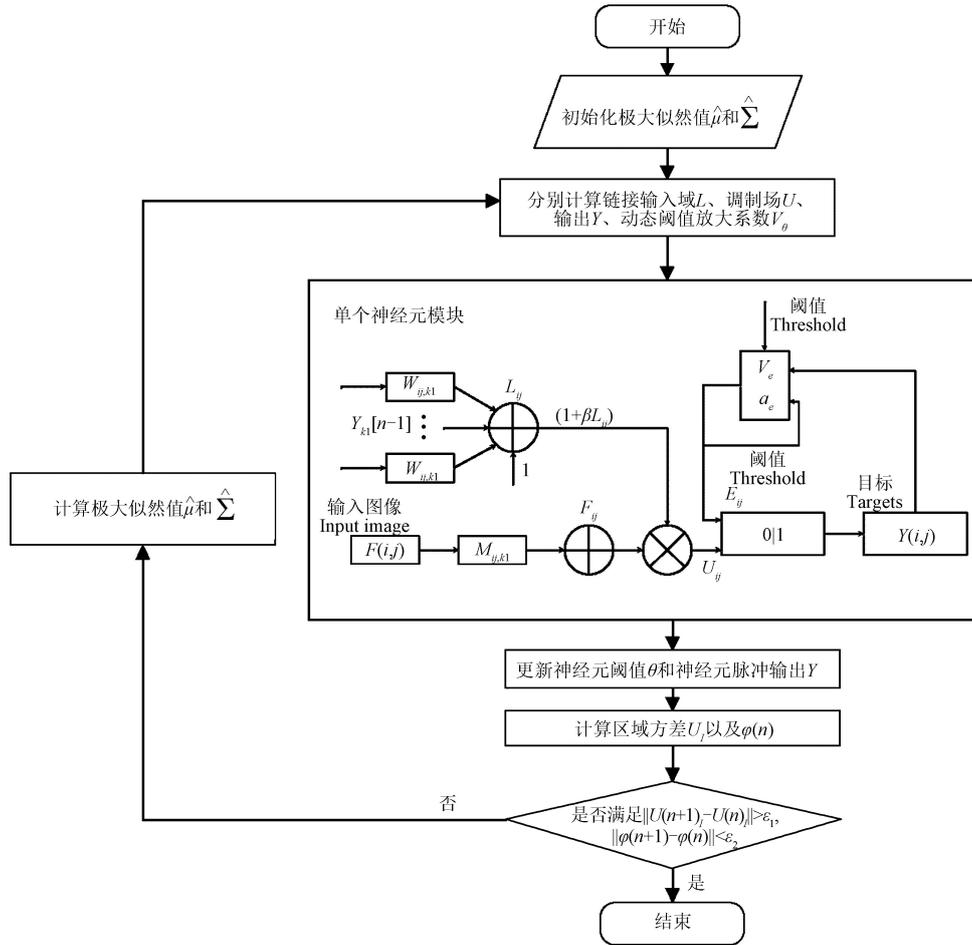
$$\varphi(n) = f_n(\hat{\mu}) \quad (21)$$

当迭代直平稳时，两次预测中心灰度值会不断贴近。区域内一致性会根据分割的完整性不断增大，当不断迭代直到 $\|U(n+1)_l - U(n)_l\| > \varepsilon_1$ ， $\|\varphi(n+1) - \varphi(n)\| < \varepsilon_2$ 时终止迭代（其中 ε_1 、 ε_2 为先验值，分别为 3.5 和 80），这表明输出区域与目标区域已大部分吻合，不再进行更新，

此时即可停止迭代，输出结果。

1.4.5 改进的 EM-PCNN 模型

改进 EM-PCNN 模型流程图，如图 2 所示。该模型首先在脉冲发生域通过最大期望算法重新定义了动态阈值放大系数 $V_\theta(i,j)$ ，以最大期望算法计算的极大似然值 $\hat{\mu}$ 和 $\hat{\Sigma}$ 来估算目标区域，实现 $V_\theta(i,j)$ 参数在每一次的迭代中的自适应调整，使得 PCNN 的迭代振荡输出无限逼近目标区域。在调制场 U_{ij} 中，链接强度 β 不再由人为经验或参数寻优设置，而是定义了图像局部梯度作为链接强度，实现了参数的自适应，同时也增强了边缘细节。改进模型的迭代终止条件通过迭代过程中的区域一致性差和最大期望差决定，终止条件达到时模型终止。



注： $F(i,j)$ 代表输入图像在点 (i,j) 的灰度值； $Y_{kl}(n-1)$ 代表上一次点 (k,l) 处的脉冲输出； $M_{ij,kl}$ 和 $W_{ij,kl}$ 表示与周围相邻神经元的链接系数； $(1+\beta L_{ij})$ 表示通过链接强度 β 将输入域 L_{ij} 结合； V_e 和 a_e 表示动态阈值的放大系数和衰减系数； U_{ij} 表示调制场，用以结合反馈输入域和链接输入域。

Note: $F(i,j)$ represents the gray value of the input image at point (i,j) ; $Y_{kl}(n-1)$ represents the pulse output at the last point (k,l) ; $M_{ij,kl}$ and $W_{ij,kl}$ represent the link coefficient with surrounding adjacent neurons; $(1+\beta L_{ij})$ indicates the strength through the link β Combine the input domain L_{ij} ; V_e and a_e represent the amplification coefficient and attenuation coefficient of the dynamic threshold; U_{ij} represents the modulation field used to combine the feedback input domain and the link input domain.

图 2 改进 EM-PCNN 模型流程图

Fig.2 Flow chart of improved EM-PCNN model

1.5 基于 Hu 不变矩的目标区域轮廓匹配

对于图像 $I(x,y)$ ，如果其分段连续且只有有限个点不为零，则可证明它的各阶矩存在。闭合目标区域的矩是用所有属于区域内的点计算出来的，因而不受噪声影响。

利用归一化中心矩，进而推算出 7 个具有旋转、缩放或平移性的矩不变量^[26]： $\varphi_i(k)$ 。 k 表示为目标区域 i 的第 k 阶不变矩。文中采用下式对分割后 ToF 图像和可见光图像的闭合目标区域进行匹配，即：

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^7 [\varphi_i(k) - \varphi_j(k)]^2} \quad (22)$$

式中 $\varphi_i(k)$ 、 $\varphi_j(k)$ 分别表示可见光图像中第 i 和 j 个闭合目标区域的第 k 阶不变矩。 d_{ij} 的值越小两个区域的特征越相似。

对于 ToF 图和可见光图像，检索出来的轮廓数量和同名点都不尽相同，分别提取两图像的同名点后再对其进行随机抽样一致算法（random sample consensus, RANSAC）提纯，完成配准。配准流程图如图 3 所示。

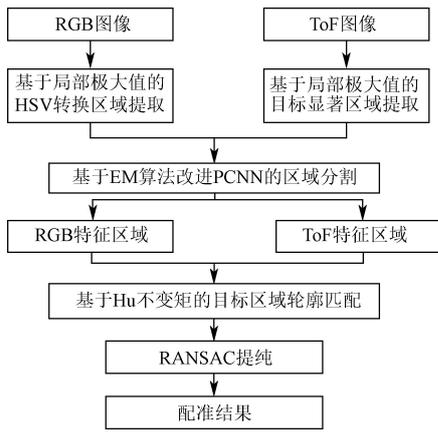


图3 配准流程图

Fig.3 Registration flow chart

1.6 分割结果及配准效果评价

为了更好的分析分割效果, 本文运用以下指标对分割结果进行定量分析, 检测率 S_{DR} , 漏检率 S_{FNR} , 准确度 S_{ACC} 。 S_{DR} 用于衡量被检测到的目标确实是真实果实的比例, S_{DR} 越大表示分割的果实目标更精确。 S_{FNR} 用来衡量该方法对于目标的漏检程度, S_{FNR} 越小表示果实目标的欠分割程度。 S_{ACC} 是一个综合考虑了正确性和完整性指标, S_{ACC} 越大表示整体分割程度越佳。公式如 (23) ~ (26) 所示。

$$S_{DR} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \times 100\% \quad (23)$$

$$S_{FNR} = \frac{N_{FP}}{N_{TP} + N_{FP}} \times 100\% \quad (24)$$

$$S_{ACC} = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP} + N_{FN}} \times 100\% \quad (25)$$

式中 N_{TP} 为正确分类的像素, N_{FN} 为错分为背景的目标像素, N_{FP} 为被错分为目标的背景像素。

配准效果使用均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 来评价, 计算范围为原图像和配准图像映射到同一灰度的相交区域。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^k [h(i)^2 - I(i)^2]}{K}} \quad (26)$$

式中 K 为图中像素点总和, $h(i)$ 为对比图像在 i 点的灰度值, $I(i)$ 为原图像在 i 的灰度值。

2 试验结果与分析

本文试验选取双目采集系统采集的图像集中 3 组不同光照下 ToF 与可见光图像作为试验数据。

2.1 ToF 与可见光图像配准分析

为了验证本文算法, 选择 3 组不同光照下的 ToF、可见光图像作为测试数据。晴天顺光情况下, 阳光导致图像过曝, 丢失部分细节, 配准点为 4 对。晴天逆光情况下, 光照情况适合图像处理, 配准点为 5 对。遮荫弱光情况下, 果实目标被树荫遮挡, 目标进一步变暗, 对比度不够明显, 所以配准点为 3 对。其中, 遮荫弱光条件下配准结果如图 4 所示, 结果显示可见光图像中果实特征不明显, 并且果实表面明暗不定, 导致寻找的配准点不足。



注: 图中数字表示配准点序列标号。

Note: The numbers in the figure represent the serial number of registration points.

图4 遮荫弱光下 ToF 与可见光图像配准

Fig.4 ToF (Time of Flight) and visible image registration under shading and weak light

2.2 分割算法的比较

为了验证本文提出的基于 EM 算法的改进 PCNN 模型分割算法的有效性, 将该模型与经典的 Otsu 算法、原始 PCNN 算法以及改进 PCNN 算法^[13]进行对比。同时利用得到的目标区域, 对目标区域图像进行分割试验, 结果如图 5 所示。

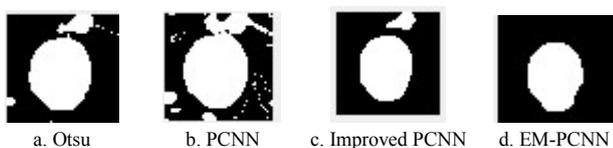


图5 不同算法图像分割结果对比试验

Fig.5 Comparison experiment of image segmentation results of different algorithms

同时, 计算两组背景差异较大的图像, 第一组图像为目标与背景差异较大, 第二组图像为目标与背景差异较小。结果如表 1 所示。ToF 图像的分割结果中, 前后距离较近的果实易与树枝树叶融合为同一像素类别, 从而导致分割结果中果实目标与背景往往过分割。通过对比可以发现: 传统的 Otsu 在当前图像中目标与复杂背景的灰度差异较小时, 图像分割能够粗略的分割出目标区域, 准确率为 90.88%。但在第二组图像的情况下, 几乎无法完整分离出目标区域, 准确率低了 34.88 个百分点。改进脉冲耦合神经网络的自适应迭代在目标整体灰度高于背景的情况下, 检测率为 93.06%, 但错分为目标的背景过多, 所以准确率只有 85.37%, 分割效果相对较好。但不适用于灰度差异小的区域, 准确率下降了 33.56 个百分

点，误差较大。本文算法在分割两种情况时具有明显优势，在背景判定上具有更高的区分度，两组图像的准确率分别为 96.62%和 73.84%，均优于对比算法。

表 1 分割指标数据
Table 1 Segmentation index data

数据 Data	算法 Algorithm	检测率 Detection rate S_{DR}	漏检率 Miss rate S_{FNR}	准确率 Accuracy S_{ACC}
第一组 ToF 图像 The first ToF image	Ostu	90.88	9.11	90.88
	PCNN	82.44	17.55	82.44
	SPCNN	93.06	6.93	85.37
第二组 ToF 图像 The second ToF image	EM-PCNN	98.68	1.31	96.62
	Ostu	57.68	42.31	56.00
	PCNN	58.60	41.39	56.26
	SPCNN	51.81	48.18	51.81
	EM-PCNN	81.95	18.04	73.84

2.3 特征区域的比较

为了验证本文提出的特征区域提取算法有效性，将该模型与最大稳定极值区域 (Maximally Stable Extremal Regions, MSER) 算法进行对比。同时利用得到的目标区域，对图像进行分割。

图 6 所示为两种算法的显著区域提取。由图可见，试验数据显著特征主要体现在苹果果实，在 ToF 图像中表示为亮目标，且灰度均匀。

图 6a、6b 所示分别为 ToF 与可见光图像 MSER 算法获取的特征区域。6c、6d 所示为基于本文算法提取的特征区域。通过这对比可知，本文提出的算法对 ToF 图像获取效果好，范围更精确，且可以很好的得到果实区域，树叶等辅助背景的干扰较少。部分的干扰背景可通过后续的同名点匹配进行滤除，所以可忽略不计。MSER 算法得到的显著区域目标整体过度拟合。虽然显著区域可以获得目标的大致轮廓，但目标区域不够准确，部分边缘不够明确，且图像间的显著区域存在巨大差异，不能直接用于后续配准。

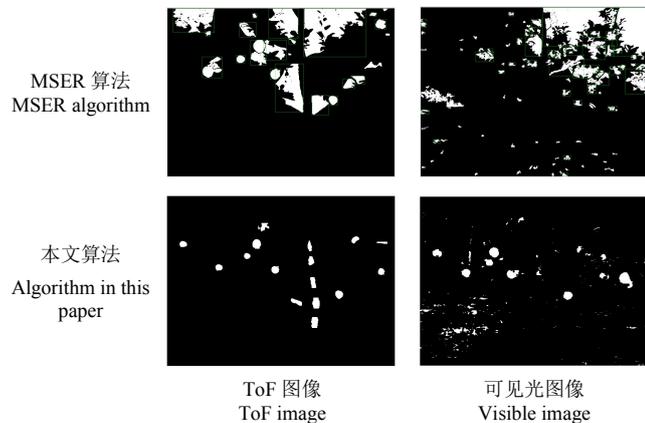


图 6 本文与 MESR 算法特征区域提取对比图像
Fig.6 The contrast image of feature region is extracted by this algorithm and msr algorithm

2.4 配准算法的比较

将本文算法与 3 种算法进行比较，第一种是文献[6]提出的基于角点的配准算法，第二种是文献[5]提出的基于改进 SURF 的配准算法。方法三是文献[27]提出的结合 Harris 和改进 SIFT 配准算法。基于角点的配准方法先用 Harris 算子提取图像角点，再使用归一化互相关系数法利用角点附近的灰度信息将角点检测结果进行粗匹配，用 RANSAC 剔除伪角点，完成配准。基于改进 SURF 的配准方法使用 SURF 算法提取待配准图像的尺度不变特征，欧式距离作为判断特征相似性的测度，最近邻与次近邻比值实现特征向量的初匹配，最近邻的搜索策略加速匹配过程；剔除异常点与优化模型交替迭代的方法提纯匹配结果。结合 Harris 和改进 SIFT 配准算法通过检测在 Sobel 算子求得的梯度图像上的 Harris 角点，对其角点求 SIFT 描述符，通过描述符完成配准。

两组图像的配准算法对比如图 7 所示。

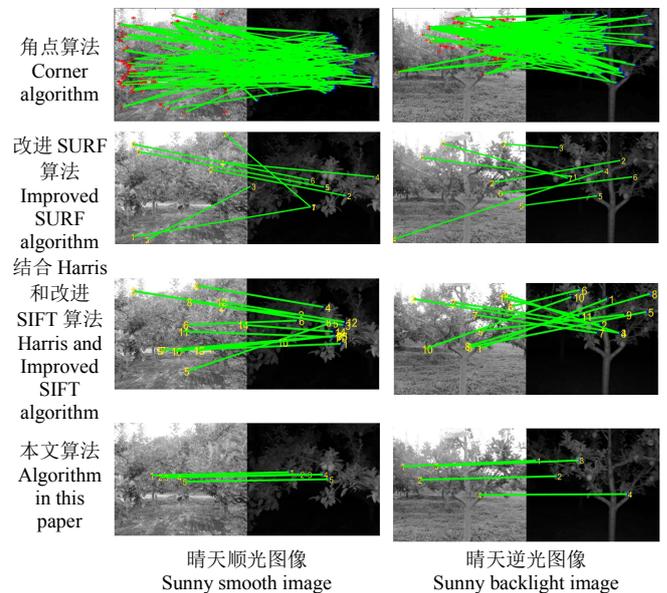


图 7 基于不同配准算法的晴天顺光与晴天逆光配准图像对比
Fig.7 Comparison of sunny and sunny backlight registration images based on different registration algorithms

表 2 为不同配准算法的特征点匹配结果，对配准结果手工选取检查点来计算 RESM 以评价配准精度。

由表 2 可见，基于角点的配准方法中的 Harris 算法依赖于图像明显的角点，虽然特征点数量多达 130 对，但是能正确匹配的特征点通常只有 0~1 个，错误率过高。因此对于果园复杂环境的树枝、树叶情况下，该算子适用性不高，其更适用于场景更为简洁的图像。基于改进 SURF 的配准算法和结合 Harris 和改进 SIFT 配准算法中的算子有 1~2 对可以计算到配准位置，但最终计算出的匹配值在图像差异影响下完全不同。尤其在图像存在空间域上的旋转情况下，同一位置在不同角度计算出的特征值，更为不一致，所以也不适用。本文算法利用果实的鲜明特征，避免了在图像存在空间域旋转的情况下造成的图像差异进一步加大所导致的配准

困难,即使空间旋转导致的图像间细节差异,也能通过区域特征准确提取匹配点,对图像的平移、旋转、缩放

均具有可抗性。并且在不同光照条件下均方根误差达 3.05~4.75,配准点达 3~5。

表 2 不同配准算法的指标数据
Table 2 Index data of different registration algorithms

序号 No.	角点算法 Corner algorithm			改进 SURF 算法 Improved SURF algorithm			结合 Harris 和改进 SIFT 算法 Harris and Improved SIFT algorithm			本文算法 Algorithm in this paper		
	匹配点 Match Point	正确点 Correct Point	均方根误差 RMSE	匹配点 Match Point	正确点 Correct Point	均方根误差 RMSE	匹配点 Match Point	正确点 Correct Point	均方根误差 RMSE	匹配点 Match Point	正确点 Correct Point	均方根误差 RMSE
1	125	1	/	7	0	/	15	0	/	5	5	3.58
2	130	0	/	7	0	/	11	0	/	4	4	3.61
3	110	0	/	6	1	/	10	0	/	3	3	3.05
4	143	0	/	13	0	/	9	1	/	4	4	4.75
5	131	1	/	5	2	/	15	0	/	3	3	3.68

综合可见本文算法可实现较好的配准效果,在果园背景的不同光照下不受图像差异度的影响,且对图像的平移、旋转、缩放均具有可抗性。

3 结 论

本文提出了一种局部峰值提取及 EM-PCNN 分割的 ToF 与可见光果园苹果图像配准。

1) 局部峰值提取及 EM-PCNN 分割可对 ToF 与可见光果园苹果图像进行配准,在不同光照条件下均方根误差达 3.05~4.75,配准点达 3~5。

2) 提出的 EM-PCNN 相对于常规分割方法,本文方法在提升分割精度的基础上,能有选择的分割图像。利用 EM-PCNN 对 ToF 置信图像进行分割,本研究算法两组图像准确率分别为 96.62%和 73.84%,Otsu、PCNN、SPCNN 中最优的准确率分别为 90.88%和 56.26%。EM-PCNN 算法分割的准确率高出 Otsu、PCNN 和 SPCNN 算法,具有很好的分割效果。

本文提出的区域特征算法能有效提取 ToF 和可见光图像上的果实显著目标区域。

[参 考 文 献]

[1] Lenc L, Král P. Automatic face recognition system based on the SIFT features[J]. Computers and Electrical Engineering, 2015, 46(c): 256-272.

[2] Sayago Benito M. Speeded Up Robust Features (SURF): Performance test[D]. Madrid: Universidad Carlos III de Madrid, 2013.

[3] Belongie S, Malik J, Puzicha J. Shape matching and object recognition using shape contexts[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2000, 24(24): 509-522.

[4] Paul S, Pati U C. SAR image registration using an improved SAR-SIFT algorithm and delaunay-triangulation-based local matching[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2019, 12(8): 2958-2966.

[5] 冯娟, 刘刚, 王圣伟, 等. 采摘机器人果实识别的多源图像配准[J]. 农业机械学报, 2013, 44(3): 197-203. Feng Juan, Liu Gang, Wang Shengwei, et al. Multi-source image registration for harvesting robot to recognize fruits[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 44(3): 197-203. (in Chinese with English abstract)

[6] 周薇, 冯娟, 刘刚, 等. 苹果采摘机器人中的图像配准技术[J].

农业工程学报, 2013, 29(11): 20-26, 293.

Zhou Wei, Feng Juan, Liu Gang, et al. Application of image registration technology in apple harvest robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(11): 20-26, 293. (in Chinese with English abstract)

[7] Zeng Q, Adu J, Liu J, et al. Real-time adaptive visible and infrared image registration based on morphological gradient and C_SIFT[J]. Journal of Real-Time Image Proc, 2020, 17: 1103-1115

[8] Zhang H, Lei L, Ni W, et al. Optical and SAR image matching using pixelwise deep dense features[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 19: 1-5.

[9] Hughes L H, Marcos D, Lpbry S, et al. A deep learning framework for matching of SAR and optical imagery[J]. ISPRS-J Photogramm Remote Sens, 2020, 169: 166-179.

[10] 魏泓安, 单小军, 郑柯, 等. 基于深度学习的 SAR 与光学影像配准方法综述[J]. 无线电工程, 2021, 51(12): 1363-1372. Wei Hongan, Shan Xiaojun, Zhen Ke, et al. Review of SAR and optical image registration based on deep learning[J]. Radio Engineering, 2021, 51(12): 1363-1372.

[11] Schwind P, Suri S, Reinartz P, et al. Applicability of the SIFT operator to geometric SAR image registration[J]. International Journal of Remote Sensing, 2010, 31(8): 1959-1980.

[12] Nguyen T H, Daniel S, Guériot D, et al. Robust Building-based Registration of Airborne LiDAR Data and Optical Imagery on Urban Scenes[C]//IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2019: 8474-8477.

[13] 贺付亮, 郭永彩, 高潮. 复杂环境下用于人体目标红外图像分割的改进 PCNN 方法[J]. 光学学报, 2017, 37(2): 183-192. Fu Heliang, Guo Yongcai, Gao Chao. Improved PCNN method for human target infrared image segmentation under complex environments[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(2): 183-192. (in Chinese with English abstract)

[14] Wang M, Shang X. An improved simplified PCNN model for salient region detection[J]. The Visual Computer, 2020, 22: 1-13.

[15] Wang X, Li Z, Kang H, et al. Medical image segmentation using PCNN based on multi-feature grey wolf optimizer bionic algorithm[J]. Journal of Bionic Engineering, 2021, 18: 711-720.

[16] 郝建新, 王力. 基于改进脉冲耦合神经网络的电路板红外图像分割[J]. 激光与红外, 2020, 50(11): 1410-1416. Hao Jianxin, Wang Li. Infrared image segmentation of circuit board based on improved PCNN[J]. Laser & Infrared, 2020, 50(11): 1410-1416. (in Chinese with English abstract)

[17] 许晓路, 周文, 周东国, 等. 基于 PCNN 分层聚类迭代的故障区域自动提取方法[J]. 红外技术, 2020, 42(8):

- 809-814.
Xu Xiaolu, Zhou Wen, Zhou Dongguo, et al. Automatic fault region extraction using PCNN hierarchical clustering[J]. *Infrared Technology*, 2020, 42(8): 809-814. (in Chinese with English abstract)
- [18] Temer A M. Basler ToF Camera User's Manual[EB/OL]. 2018-04-09. <https://www.baslerweb.com/cn/sales-support/downloads/document-downloads/basler-tof-camera-users-manual/>.
- [19] Foix S, Alenya G, Torras C. Lock-in Time-of-Flight (ToF) cameras: a survey[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2011, 11(9): 1917-1926.
- [20] Remondino F, Stoppa D, et al. ToF Range-Imaging Cameras[M]. Springer: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2013: 1-89.
- [21] Itti L. Feature combination strategies for saliency-based visual attention systems[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2001, 10(1): 161-169.
- [22] Lian J, Yang Z, Liu J, et al. An overview of image segmentation based on pulse-coupled neural network[J]. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 2021, 28: 387-403.
- [23] He F L, Guo Y C, Gao C. A parameter estimation method of the simple PCNN model for infrared human segmentation[J]. *Optics and Laser Technology*, 2019, 110: 114-119.
- [24] Zhang S, You Z, Wu X. Plant disease leaf image segmentation based on superpixel clustering and EM algorithm[J]. *Neural Computing and Applications*, 2019, 31: 1225-1232.
- [25] 谢凤英. 数字图像处理与应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2014.
- [26] Hu M. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. *Ire Transactions on Information Theory*, 1962, 8(2): 179-187.
- [27] 王亚丽. 结合 Harris 和改进 SIFT 算法的遥感图像配准方法[J]. *新疆大学学报: 自然科学版(中英文)*, 2021, 38(6): 699-704.
Wang Yali. Research on remote sensing image registration method combining Harris and improved SIFT[J]. *Journal of Xinjiang University: Natural Science Edition in Chinese and English*, 2021, 38(6): 699-704. (in Chinese with English abstract)

Heterologous sources images in the apple orchard registration method using EM-PCNN

Zhou Yubo, Liu Liquan*

(Gansu Agricultural University Information Science and Technology, Lanzhou 730070)

Abstract: Image registration has been a key preprocessing technique for heterogeneous images. Two kinds of image data were transformed into the same coordinate system by matching, combining spatial information and semantic information. Multi-source images can be gained to reduce the limitations of a single data source. This study aims to improve the matching accuracy between Time of Flight (ToF) and visible heterologous images collected by the binocular acquisition system in an orchard environment. A target salient region extraction was proposed using the local peak, pulse coupled neural network (pCNN) segmentation and the expectation-maximization for the ToF and visible image registration in an apple orchard. Firstly, the significant region in the visible image was calculated to preprocess the red and green components of the visible image, according to the Gaussian difference function. Taking the two-dimensional normal distribution of the local gray value in the image as the target component, the maximum interclass variance Otsu was used to extract the prospect with a fixed threshold as the local peak extraction strategy, then to preliminarily screen the characteristic areas of ToF and visible images, in order to improve the pCNN dynamic threshold using the maximum expectation. The link strength was calculated using the local image gradient. An Expectation-Maximization (EM) pCNN was proposed to refine the pre-selected region using the image region variance for a better termination condition. The invariant moment of the connected region was calculated to locate the same name point of the target center using the invariant principle, where the characteristic region was further screened. Finally, the same name points were purified by the Random Sample Consensus (RANSAC), where the purified coordinates of the same name points were substituted into the transformation model to calculate the model parameters for the registration. The experimental images were collected under three conditions, including a sunny day, shade, and weak light, in order to simulate different lighting conditions. The translation, spatial rotation, and scaling were performed on each group of ToF and visible images. The experimental results show that the EM-PCNN was better than the traditional segmentation for the image with less obvious color difference between fruit and growth background. Under normal conditions, the segmentation accuracy and the exposure were 96.62% and 73.84% lower, respectively. After that, the feature regions were screened to perform fine segmentation using EM-PCNN. There were smaller differences in regional features between the ToF and visible light, compared with the traditional Maximally Stable Extremal Regions (MSER), indicating a more accurate range. Harris algorithm was suitable for the image registration with the small scale change and rotation angle. The scale-invariant feature transform (Sift) algorithm presented the resistance to the translation, rotation, and scaling, where the complete registration was realized with the rotation at the spatial level. Consequently, the local peak extraction and EM-PCNN segmentation can be widely expected to register the ToF and visible images in the apple orchard, where the root mean square error was 3.05-4.75 under different lighting conditions, and the homonymous point was 3-5. The excellent registration was achieved for the ToF and visible heterologous images in an apple orchard under the binocular acquisition system, indicating better resistance to the image translation, rotation, and scaling.

Keywords: image processing; test; orchard environment; registration; regional characteristics; PCNN